

신경망과 스펙트럼 분석기를 이용한 패턴 인식

김남익*, 한수환, 전도홍

관동대학교 전자계산공학과
강원도 강릉시 내곡동 522번지

Pattern Recognition Using Spectrum Analyzer and Neural Network

Namic Kim, Soowhan Han, and Dohong Jeon

Kwandong university
Kangwondo Kangrung-shi Naegok-dong 522

ABSTRACT

This paper propose a method for pattern recogniton using spectrum analyzer and fuzzy ARTMAP. Contour sequences obtained from 2-D planar images represent the Euclidean distance between the centroid and all boundary pixels of the shape, and are related to the overall shape of the images. The Fourier transform of contour sequence and spectrum analyzer are used as a means of feature selection and data reduction. The three dimensional spectral feature vectors are extracted by spectrum analyzer from the FFT spectrum. These Spectral feature vectors are invariant to shape translation, rotation, and scale transformations. The fuzzy ARTMAP neural network which is combined with two fuzzy ART modules is trained and tested with these feature vectors. The experiments include 4 aircrafts and 4 industrial parts recognition process are presented to illustrate the high performance of this proposed method in the recognition problems of noisy shapes.

I. 서론

정보화 사회에 살고 있는 우리는 방대한 정보속에서 끊임없이 정보를 받아드리고 이를 처리한다. 받아 들여진 정보는 두뇌에서 처리되는데 이러한 일련의 과정을 패턴인식이라 할수 도 있다. 그러나 일반적으로 패턴 인식이라 함은 컴퓨터를 중심으로한 어떤 기계에 의한 자동 인식을 말한다.

이러한 패턴인식에는 문자인식, 음성인식, 영상인식 등 여러 가지가 있지만 본 논문에서는 영상인식을 대상으로 하였다. 이 영상인식중에서도 군사, 산업적으로 많이 사용되고 있는 planar shape을 인식 대상으로 하였다. 이 planar shape의 인식을 위해 많은 접근들이 있어왔다[1]-[5].

일반적으로 영상 인식은 대상 물체에 대해 카메라, 스캐너 등을 이용하여 관측데이터를 획득 하고 이 획득

한 자료에서 필요한 자료만 얻어내는 전처리를 하고 그 다음에 인식에 필요한 특징 벡터를 추출한다.

본 논문에서는 이러한 특징 벡터의 추출에 있어서 영상의 회전, 크기변화, 위치 이동 및 잡음 첨가시에도 인식 가능한 특징 벡터를 추출하였다. 이렇게 추출된 특징 벡터는 2개의 fuzzy art 모듈을 가지고 있는 신경 회로망인 fuzzy ARTMAP에 의해서 학습되고 실험 되어진다[6]. 일련의 패턴인식문제에 대하여 fuzzy ARTMAP을 적용하였들 경우 매우 성공적인 결과를 보여주었다[7]-[9].

본 논문의 2장에서는 불변 특징 벡터를 구하는 과정을 보여 주고 3장에서는 신경 회로망인 fuzzy ARTMAP에 대하여 보여주고 있다. 4장에서는 각각의 실험 데이터에 의한 실험 과정과 그 결과를 보여 주고 있다.

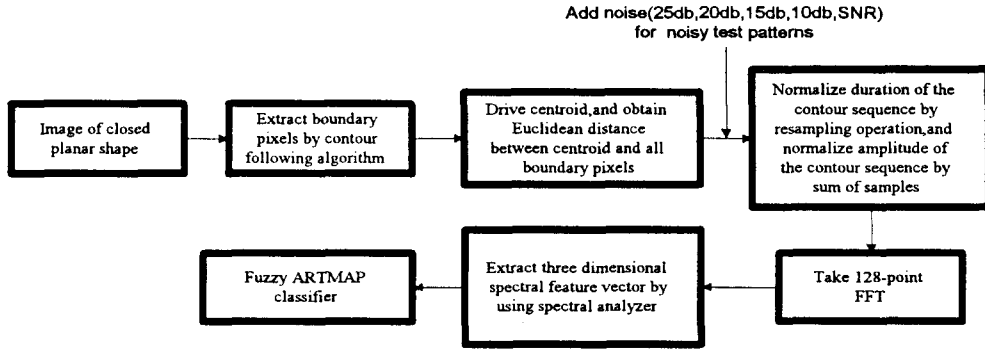


그림 1. Planar shape 패턴인식 순서도

II. 불변 특징 벡터 추출

불변특징 벡터란 대상 영상을 대표하는 윤곽선 상에서 정의되는 어떤 값을 말하며 물체가 회전(rotation), 크기변화(scaling), 위치이동(translation)되어도 크기가 변하지 않는 벡터를 말한다.

본 논문에서는 이러한 불변 특징 벡터를 추출하기 위해서 배경과 구분되어지는 영상을 추출하기 위하여 영상의 배경과 물체 사이의 외곽선을 구하여 외곽선 추적(contour following) 알고리즘을 이용하였다[10]-[11]. 이러한 과정을 통하여 생성된 일련의 외곽선 정보는 경계가 폐쇄된 모양이라고 가정해 보면 외곽선의 형태는 다음 수식 (1) 과 같은 형태가 될 것이다.

$$b(N+1) = b(1) \quad I = 1,2,3,\dots,N \quad (1)$$

이 추출된 외곽선에서 무게 중심을 구하고 각각의 외곽 경계들과 무게 중심간의 유클리드 거리를 구함으로써 이 벡터는 위치변화에 무관한 특징 벡터가 된다.

다음 단계로 모양의 크기 변화에 무관한 특징 벡터를 추출하기 위하여 위에서 구한 특징 벡터를 가지고 다시 고정된 형태의 128개 점으로 외곽선 순서를 재추출하였다. 이과정은 수식 (2)에서 보여주고 있다.

$$c(k) = b(k * N/128) \quad k = 1,2,3,\dots,128 \quad (2)$$

N : 경계화소의 총개수

이 과정이 끝난후 각각의 외곽선 순서 c(k)들은 외곽선 정보의 합으로 다시 나누어 정규화하는 과정을 식(3)에서 보여주고 있다.

$$d(k) = c(k)/s, \quad k = 1,2,3,\dots,128 \quad (3)$$

$s = c(1) + c(2) + c(3) + \dots + c(128)$

이 과정이 끝나고 난후에 생성된 d(k)는 위치변화와 크기 변화에 무관한 특징 벡터가 된다. 여기서 이 d(k)를 수식(4)의 FFT spectrum을 이용하여

변환을 시키면 이 변환되어진 특징 벡터는 영상의 위치이동, 크기변화, 회전에 무관한 특징 벡터가 된다.

$$F(k) = \sum_{n=0}^{127} d(n) \exp(-j2\pi kn/128) \quad (4)$$

다음으로 위해서 구해진 위치이동, 크기변화, 회전에 무관한 특징 벡터를 가지고 다시 스펙트럼 분석기를 이용하면 특징벡터의 양을 크게 줄일 수가 있다.

스펙트럼 분석기를 이용한 데이터의 크기는 Fourier 변환에서의 K에 의해서 결정되어지며 이 스펙트럼 분석기의 구성요소중 0번째 구성요소는 Fourier변환의 0번째를 제공한 것을 이용하며, 나머지 구성요소는 수식 (5)의 계산을 통하여 구해진다[12].

$$P(0) = F^2(0)$$

$$P(i) = \sum_{j=2^{i-1}}^{2^i-1} [F^2(j) + F^2(j+1)] \quad (5)$$

$i=1,2,3,\dots,n \quad j=2^{i-1}$ 증가, $n=\log_2 K$

여기서 위에서 FFT spectrum에서 k=128이 있으므로 스펙트럼 분석기에서는 8개가 만들어 진다. 그러나 P(1)과 P(2)를 빼고는 거의 0에 가까운 값이 나오므로 이 값을 제외한 P(0),P(1),P(2)만이 fuzzy ARTMAP의 입력값으로 사용되어 진다.

P(1)과 P(2)는 위의 수식을 이용하여 수식 (6)번과 (7)번에 의해서 구해 진다.

$$P(1)=[F^2(1)+F^2(2)]+[F^2(5)+F^2(6)]+[F^2(9)+F^2(10)]+\dots+[F^2(125)+F^2(126)] \quad (6)$$

$$P(2)=[F^2(3)+F^2(4)]+[F^2(11)+F^2(12)]+[F^2(19)+F^2(20)]+\dots+[F^2(123)+F^2(124)] \quad (7)$$

이 P(0), P(1), P(2)는 앞에서 제기한 영상의 위치변화, 크기 변화, 회전에 무관한 특징 벡터로 이 값이 fuzzy ARTMAP의 입력값으로 사용된다. 이 전체적인 과정을 그림 1에서 보여 주고 있다.

III. Fuzzy ARTMAP

Fuzzy ARTMAP은 2개의 fuzzy ART module을 가지고 있으며 두 module사이에는 map field에 의해 연결되어 있다. 그림 2에 나타난 ART_a와 ART_b는 입력 패턴에 따라 안정된 인식 영역을 구축하는 적응 공명 (adaptive resonance)이론 모듈로써 supervised 학습을 하는 동안 ART_a에는 입력 패턴 (a)가, ART_b에는 ART_a에 입력 패턴이 주어질 경우, 대응되는 target 값 (b)가 각각 입력되어, 연상학습 회로망과 내부 조절기에 의해 이 두 모듈이 연결되어 진다. 만약 ART_a와 ART_b가 각각의 입력에 대하여 category가 활성화 되었을 때 map field에서 연결이 일어나지 않으면 ART_a의 경계값을 조금씩 증가하고 만약 필요하다면 새로운 클러스터를 하나 더 만든다. 새로운 클러스터가 생성되면 예측되어지는 ART_b의 category들에 의해 ART_a는 새로운 학습을 한다. 학습이 완전히 끝나면 각각의 학습되어진 입력 패턴에 대하여 대응되는 target 패턴을 예측할 수가 있다. 자세한 학습 알고리즘은 [6],[13]-[14]에서 알 수가 있다.

Fuzzy ARTMAP의 구현에 있어서는 입력 패턴의 category들의 복제를 막기 위하여 입력 패턴을 정규화 하는 과정이 적용되어야 한다. 즉 본 논문에서의 fuzzy ARTMAP으로의 입력은 6개가 된다.

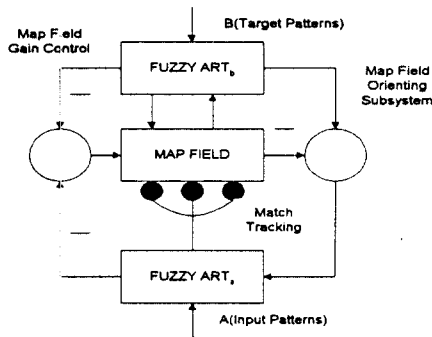


그림 2. fuzzy ARTMAP의 구조

IV. 실험 결과

본 연구의 실험에 있어서는 두가지 패턴에 대하여 실험을 하였다. 하나는 4개의 서로 다른 형태를 가지고 있는 비행기 모양이며 다른 하나는 4개의 서로 다른 형태를 가지고 있는 공장 산업부품이다. 이 모양들은 각각 80 × 80 형태로 구성되어 있으며 그림 3과 그림 4에서 이 모양들을 보여 주고 있다. 실험은 우선 각각의 본 패턴과 25db SNR(신호대 잡음비) 잡음을 포함한 패턴을 10개를 만들어 fuzzy ARTMAP의 학습 패턴으로 사용하였다. 즉 학습에 사용된 패턴은 총 44개 (4개의 본 패턴 + 40개의 noise 패턴)이다.

첫 번째 그룹은 총 144개의 잡음 없는 패턴들이다. 이 패턴은 12(30° 증가) × 3(크기 변화 : 1, 0.8, 0.6) × 4(패턴의 갯수)으로 만들어졌으며, 두 번째 그룹은

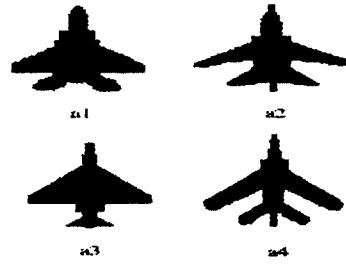


그림 3. 4개의 서로 다른 비행기 모양

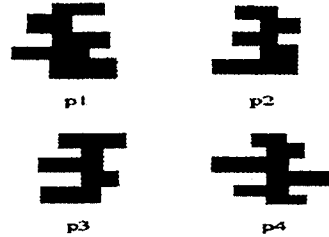


그림 4. 4개의 서로다른 산업부품 모양

25 db의 잡음을 포함한 패턴 1440개 이다. 이 패턴은 fuzzy ARTMAP을 이용한 실험 패턴으로 총 5개의 그룹으로 분리를 하여 실시 하였다. 이러한 패턴은 10(패턴에 대한 noise 패턴의 수) × 12 (30° 증가) × 3(크기 변화 : 1, 0.8, 0.6) × 4(패턴의 개수) 으로 만들어 졌다. 이와 같은 방법으로 20 db SNR, 15 db SNR, 10 db SNR 에 대하여 각각 1440개씩 만들었다. 그러므로 총 테스트 패턴은 5904개 이다.

이 패턴들은 fuzzy ARTMAP신경망에 의해 실행되어 진다. 실험에서는 fuzzy ARTMAP의 경계값(V_a)를 0.99인 conservative mode와 0.90인 forced choiced mode 인 두 경우에서 실행하였다. fuzzy ARTMAP의 성능 향상을 위하여 5-voting 방법을 사용하였는데, 이것은 각각 다른 순서에 의해서 5번 학습한 것을 의미한다. 그리고 각각의 순서에 대응되는 실험 패턴들의 예측을 보관하였다. 최종적인 예측은 5번의 시뮬레이션 중 가장 학습빈도가 많은 하나에 의해서 예측 되어진다. 4개의 비행기와 4개의 산업부품에 대한 실험 결과는 표 1, 표2, 표3, 표4에서 보여주고 있다.

V. 결론

위에서 추출한 3차원 특징 벡터를 이용해서 fuzzy ARTMAP으로 학습한 결과 매우 우수한 성능을 보여주고 있다. fuzzy ARTMAP의 학습에서는 상대적은 간단하였다. 빠른 학습 알고리즘과 작은 choice파라미터를 사용함으로써 1또는 2회 반복만으로 입력 패턴에 대하여 대응되는 타겟 패턴을 보여주었다. 또한 성능향상을 위하여 5-voting 방법을 이용하여 학습패턴이 많지 않은 경우에도 좋은 결과를 얻을 수 있다.

학습 및 실험 패턴의 다양화와 실제적인 이미지 패턴을 사용할 경우 좀더 나은 결과를 얻을 수 있을 것이다.

참고문헌

표 1. 비행기에 대한 인식 결과(%)($V_a=0.90$)

	a1	a2	a3	a4	overall accuracy
first group (noise-free)	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
second group (25db SNR)	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
third group (20db SNR)	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
forth group (15db SNR)	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
fifth group (10db SNR)	99.72	100.00	99.72	100.00	99.86

표 2. 비행기에 대한 인식 결과(%)($V_a=0.99$)

	a1	a2	a3	a4	overall accuracy
first group (noise-free)	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
second group (25db SNR)	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
third group (20db SNR)	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
forth group (15db SNR)	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
fifth group (10db SNR)	99.72	99.72	99.72	94.72	98.47

표 3. 산업부품에 대한 인식 결과(%)($V_a=0.90$)

	p1	p2	p3	p4	overall accuracy
first group (noise-free)	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
second group (25db SNR)	100.00	100.00	97.22	100.00	99.31
third group (20db SNR)	100.00	100.00	97.50	100.00	99.38
forth group (15db SNR)	100.00	99.72	95.28	100.00	98.75
fifth group (10db SNR)	93.89	99.44	93.61	100.00	96.74

표 4. 산업부품에 대한 인식 결과(%)($V_a=0.90$)

	p1	p2	p3	p4	overall accuracy
first group (noise-free)	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
second group (25db SNR)	100.00	100.00	97.22	100.00	99.31
third group (20db SNR)	100.00	100.00	97.50	100.00	99.38
forth group (15db SNR)	100.00	99.72	95.28	100.00	98.75
fifth group (10db SNR)	93.61	90.28	93.89	96.11	93.47

- [1] L. Gupta and M.D. Srinath, "Invariant Planar Shape Recognition Using Dynamic Alignment," *Pattern Recognition*, Vol. 21, No. 3, pp. 235-239, 1988.
- [2] J.G. Leu and I.N. Huang, "Planar shape matching based on binary tree shape representation," *Pattern Recognition*, Vol. 21, No. 6, pp. 607-622, 1988.
- [3] B.H. Cho, "Rotation, translation and scale invariant 2-D object recognition using spectral analysis and a hybrid neural network," Florida Institute of Technology, Melbourne, Florida, U.S.A., Ph.D. Thesis 1993.
- [4] L. Gupta, M.R. Sayeh and R. Tammana, "A neural network approach to robust shape classification," *Pattern Recognition*, Vol. 23, No. 6, pp. 563-568, 1990.
- [5] Lilly and M.B. Reid, "Robust position, scale, and rotation invariant object recognition using higher-order neural networks," *Pattern Recognition*, Vol. 25, No. 9, pp. 975-985, 1992.
- [6] G. A. Carpenter, S. Grossberg, N. Markuzon, J.H. Reynolds, and D.B. Rosen, "Fuzzy ARTMAP: A neural network architecture for incremental supervised learning of analog multidimensional maps," *IEEE Trans. Neural Networks*, Vol. 3, No. 5, pp. 698-713, 1992.
- [7] F.M. Ham and Soowhan Han, "Quantitative Study of the QRS Complex Using Fuzzy ARTMAP and the MIT/BIH Arrhythmia Database," *the 1993 INNS Annual Meeting (World Congress on Neural Networks)*, Vol.1, pp.207-211, Portland, OR., July 11-15,1993.
- [8] Soowhan Han, "A New Approach For Off-line Signature Verification Using Fuzzy ARTMAP," *Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*, Vol. 5, No. 4, pp. 33-40, Dec., 1995.
- [9] F.M. Ham and Soowhan Han, "Classification of Cardiac Arrhythmia Using Fuzzy ARTMAP," *IEEE Trans. Biomedical Eng.*, Vol. 43, No. 4, April, 1996.
- [10] R.C. Gonzalez and R.E. Woods, *Digital Image Processing*, Addison-Wesley Publishing Company, Inc., 1992.
- [11] W.K. Pratt, *Digital image Processing, 2nd ed.*, Wiley Interscience, 1991
- [12] N. Ahmed and R.M. Bates, "A power spectrum and related physical interpretation for the multi-dimensional BIFORE transform," *Proc. 1971 Applications of Walsh Functions Symp.*, Naval res. Lab., AD-727-000, pp.47-50, 1971.
- [13] G.A. Carpenter, S. Grossberg, and D.B. Rosen, "Fuzzy ART: Fast stable learning and categorization of analog patterns by an Adaptive Resonance System," *Neural Networks*, Vol. 4, pp. 759-771, 1991.
- [14] G.A. Carpenter, S. Grossberg, and D.B. Rosen, "Fuzzy ART: An adaptive resonance algorithm for rapid, stable classification of analog patterns," *Proc. of IJCNN*, Vol. II, pp. 411-420, 1991.